ChinaXiv合作期刊 图书情报工作
第62卷 第4期 2018年2月

虚拟知识社区的社会网络结构及影响因素*
——以知乎网为例

刘雨农　刘敏榕
福州大学图书馆　福州 350100

摘要：[**目的/意义**]研究虚拟知识社区的社会网络结构特征及影响因素，通过全面描述虚拟知识社区的人际关系网络结构，揭示影响网络形成的社会化过程。[**方法/过程**]以知乎网"疫苗"话题为样本，基于用户关注关系构建人际关系网络，使用指数随机图模型从纯结构效应和行动者－关系效应两个方面论述社会网络的主要构局和网络形成原因。[**结果/结论**]发现网络存在自组织，其中聚敛性、扩张性、传递性闭合和一般传递性是正向显著的，而2－路径效应为负显著。用户层面知识贡献程度表现出显著的趋异性，用户声望和知识贡献具有显著的接收者效应。

关键词：虚拟知识社区　网络结构　指数随机图　ERGM
分类号：G254
DOI：10.13266/j.issn.0252－3116.2018.04.012

chinaXiv:202308.00388v1

1 研究背景

信息的爆炸式增长和碎片化分布增加了实用信息的获取难度，进一步催生了人们对精准信息的诉求。为实现网络用户间直接的信息交互，一种以知识为核心的虚拟社区应运而生。虚拟知识社区(virtual knowledge community, VKC)，是一种以知识活动为导向的虚拟社区形式，在国内通常采用陈禹所提出的概念，即在现代信息技术支持下，以知识的创造和传播为目标的、现实的载体和虚拟的联系相结合的、具有空前灵活性和创造力的一种新型的科学的社区[1]。随着即时通讯技术的发展和网络社交服务的兴起，虚拟知识社区的形式和外延发生了重要变化，逐步趋向于参与主体更多、关系愈发稳定的社会化模式[2]。该模式以用户的兴趣或知识主题为核心构建知识群落[3]，社区中每个个体既是知识的创造者，又是知识的消费者，个体间的关系网络承担着信息资源的传播与分享。日益密切的用户网络进一步刺激了社区内的知识交互，使社区呈现出模式社会化、用户精英化、话题专业化、知识原创化等特征[2]。

近年来，以知乎网为代表的虚拟知识社区得到广泛的认同和参与，无论是日常性专业知识还是突发公共事件，都能形成广泛的讨论。由于社区具备的知识属性，加之核心成员相对透明而丰富的知识背景，虚拟知识社区具备天然的权威性。在社区投票式的评选机制的作用下，其核心观点不仅反映社区舆论的主流，也能对整个互联网舆论场产生巨大的影响[4]。因此，把握虚拟知识社区的社会网络结构及其影响因素，是厘清社区信息流动方式、促进社区知识传播和实现网络舆论有效引导的重要前提。

2 文献回顾

当前，虚拟知识社区已成为了新媒体研究的核心领域，国内外大量研究人员从不同角度对其进行了深入探讨。其中，对于影响虚拟知识社区形成的主要因素，当前国内外研究主要从用户角度出发，试图通过研究个体的知识行为来解释网络的整体特征。以陈晓宇为代表的研究者将这些用户行为具体地概括为知识搜寻、知识贡献和知识采纳三种行为模式[5]，其中知识贡献行为被普遍认为是影响社区结构、促进知识共享的关键所在[6]。部分代表性研究如表1所示：

* 本文系福建省软科学项目"面向众创空间的技术竞争情报服务模式研究"(项目编号:2016R0053)研究成果之一。
作者简介：刘雨农(ORCID:0000－0003－0897－5665)，硕士研究生，E-mail:liuyn15@outlook.com；刘敏榕(ORCID: 0000－0001－8593－0490)，馆长，研究馆员，硕士生导师。
收稿日期:2017－07－17　修回日期:2017－11－08　本文起止页码:89－96　本文责任编辑:王善军

ChinaXiv合作期刊

表 1 国内外代表性虚拟社区研究

理论基础	研究方法	研究对象	影响因素
社会资本理论[7-11]	结构方程模型 负二项式回归模型	在线健康社区 电子留言板	信任、规范、共享语言、网络密度、社交网络支持、自我呈现、同伴识别、社交学习
社会交换理论[12-13]	福利 - 成本模型 结构方程模型	在线健康社区 在线问答社区	自我价值感、社会支持、社区声誉、回答习惯
归因理论[14-15]	结构方程模型 温和回归模型 分层回归模型 总效应调节模型	在线问答平台 在线学习社区	虚拟社区奖励、学术自我效能、社区意识、社区意识、社区公民行为
自我确定[16]/差异理论[17]	结构方程模型	在线社交平台	社会连通性、利他主义、内在价值、预期互惠关系、互惠效能
社会认知理论[18-19]	结构方程模型 因子分析 问卷调查	知识管理系统 旅游论坛	自我效能、结果预期认知、感知易用性、诚信度、功利主义信念、主观规范

可以看到，以 S. Zhang、W. Rutten 等为代表的研究主要采用回归分析和结构方程模型等定量方法，并通过问卷调查或网络统计等方式获取数据，结论具有较强的解释力。但此类研究仅能说明影响用户知识贡献行为的主要因素，无法有效解释这些行为如何产生出特定的网络结构。随着社会网络分析法在在内众多社会科学学科中的广泛关注，部分学者开始从社会网络的视角对虚拟知识社区进行实证研究。如刘佩[20]等通过从知乎网内随机抽取话题，并将话题下的留言、评论和回复行为视作结点间的联系绘制人际网络关系图，并以此描述网络特征。然而，这些研究仍停留在以中心性分析和聚类分析为主的网络描述性特征揭示阶段，鲜有涉及网络的微观结构特征和成员属性特征，因此仅能描述网络的实时状态，难以揭示网络结构及其背后社会过程。因此，实现对虚拟知识社区网络的全面认识，既要探析网络结构及其形成过程，又要考虑网络个体相关属性特征对网络构局的影响。本文采用的指数随机图模型可以为这一问题的解决提供有效的方法论支持。

3 研究设计

3.1 样本与数据

本文的实证对象知乎网是国内一家代表性的社交型问答网站，于 2010 年 12 月开放上线。作为我国第一家基于人际网络的问答平台，知乎网仿照 Quora 的成功模式，并融合了 Facebook、Twitter 的关注方式、Wikipedia 的协作编辑和 Digg 的用户投票等诸多机制，创新性地将这些现有 Web 2.0 产品的分散功能重新组合，开创了我国社会化问答的先河。在产品设计上，知乎网秉承 Quora 特征，在此基础上又进行了本土化的创新，更加注重基于用户真实身份的人际关系。截至 2017 年 1 月，知乎网的注册用户超过了 6 500 万，累计产生了 25 余万话题，所包含问题超过 1 500 万[21]，成为国内最为典型的社会化问答社区。

知乎网既具有类似“百度知道”的问答服务，也采用了微博等网络社交平台的关注机制，为用户提供了从用户关注、问题关注和话题关注三个方面发现和传播内容的功能。从用户层面来看，每个用户可在个人主页上随时了解被关注者的动态，包括发布新内容或对其他内容进行评价，同时在发起新话题讨论时也能够邀请被关注者进行作答。关注机制使网络个体间的社会关系更加直观稳定，因此，本文将其作为构建社会网络的依据。

目前，社会网络研究在数据采集时多采用“滚雪球抽样法”，即随机选定部分社会成员进行调查，并要求他们推荐与各自存在联系的成员，从而不断累积样本数量[22]。该方法虽然简便易行，但必须以明确界定网络边界为前提。知乎网作为一种虚拟知识社区，不存在传统意义上的地理边界或组织边界，而是所有正式发布的内容均被归类于若干话题中。本文以特定话题为边界，统计汇总了该话题下所有关注用户及其相互关注关系，并以此构建社会网络。在原则上，选定的话题除用户规模适当、上下位话题设置合理外，也应具有一定专业性和知识性。综合来看，本文选择的“疫苗”话题，是公众能够理解并关心的概念之一，但深入讨论则需要一定专业知识作为支撑。此外，该话题已建立多年，拥有一定规模、来源多样的用户群体，保持着较高频率的问答、讨论活动，因此能够代表知乎社区的一般性特征。

3.2 模型构建

3.2.1 指数随机图模型基本原理 复杂网络和动态网络研究是当前社会网络分析领域的难点和重点，描述性的社会网络分析难以反映出网络的结构特征与影响因素。本文使用的指数随机图模型(Exponential Random Graph Models，ERGM)能够对网络结构的形成进行充分的解释。该模型是一类较为前沿的社会网络分析方法，目的是解释网络中的连接关系如何以及怎样形成[23]。与传统统计模型有所不同，指数随机图模型分析的是影响网络形成概率的特殊结构，认为任何一个可被观测的网络，都是该网络节点所有可能的形态之一，如果观测到的网络具有随机网络显著不同的特定结构特征，则意味着这些特定结构及其社会过程

chinaXiv:201803.00088v1

影响了网络的形成[24]。因此,在指数随机图模型中,因变量是网络中的两个节点存在连接的概率,自变量则是一系列网络结构的统计量。并通过建模分析出影响网络出现概率的特殊结构,最终找出较为重要的网络局部关系。

ERGM 模型继承了社会网络分析的基本理论与假设,其中最为重要和明确的特征就是认为网络关系是彼此依赖的,即存在网路自组织[23]。在对特定网络进行实证分析时,模型将网络中的每个个体视为特定社会关系中的行动者,而非彼此毫无关联的分析单位,当某一关系出现的时候,另一条关系的出现与否势必因此受到影响。因此,ERGM 模型的目的并非是考查某一条关系出现的概率,而是在给定网络中其他关系时,该关系出现的条件概率。此外,ERGM 模型认为社会网络是局部涌现的,可以在网络全局特征并未明确指定的情况下,通过控制网络局部连接条件来实现网络的随机化生成,因此可以检验多个局部过程汇集是否可以产生全局的网络特征属性[25]。

总而言之,ERGM 模型是一个基于关系的、综合考虑网络产生过程各个因素而得出的一般性实证模型,不仅能够推断出现实观测网路中的局部构成是否有别于随机网络,也能定量地评估不同网络生成过程对网络结构产生的差异性影响。对于社区边界模糊、网络规模庞大、关系结构复杂、成员特点突出的在现知识社区,ERGM 无疑是一种有效的工具。近年来,该模型在农民工群体网络[26]、国家贸易网络[27]等社会网络的研究中成果丰硕。本文将其运用到虚拟知识社区的研究中,在揭示网络结构及其背后社会化过程的同时,也能够进一步丰富和补充指数随机图模型体系。

chinaXiv:202308.00388v1

3.2.2 概念模型与参数设定　如图 1 所示,本文从两个方面探讨了虚拟知识社区社会关系形成过程:网络自组织过程和基于行动者属性的过程。每一类过程均是若干社会效应(如互惠性、扩张性等)共同作用的结果。在指数随机图模型中,这些社会效应通过网络的局部结构反应。这些局部结构被称为构局,是整体网络的细化,每种构局的数量作为自变量从整体上影响了特定网络的出现概率。

网络自组织是一种社会网络的内部过程,指社会网络中一些关系的存在促进了其他关系的形成。由于不涉及单个行动者的个体属性或其他外生因素,因而是一种内生性的“纯结构”效应。本文所选的网络结构参数包括弧、互惠性、循环以及连通性等,具体构局形式和意义如表 2 所示。

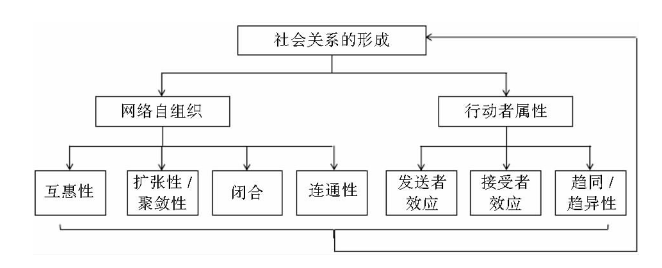


图 1　虚拟知识社区结构及形成的概念模型

表 2　虚拟知识社区的主要网络统计量

参数	图形	解释
弧(arc)		最基本的有向网络关系
互惠性(reciprocity)		节点间能否够观察到显著的互惠关系
聚敛性扩展(Alt-in-Star)		网络是否以入度为中心,大多数行动者是否有相似的聚敛性水平
扩张性扩展(Alt-out-Star)		网络是否以出度为中心,大多数行动者具是否有相似的扩张性水平
传递性闭合(AT-T)		描述网络的块状结构,显示网络中是否存在大量的传递三角形聚类
广义传递性(AT-TDU)		出现各类传递性的趋势
简单 2 路径(2-path)		网络中关系受中间人控制和约束的程度
发送者([attr]-sender)		具备某种属性特征的行动者是否更倾向于向其他行动者发送联系
接收者([attr]-reciever)		具备某种属性特征的行动者是否更容易接收其他行动者的联系
趋异性([attr]-difference)		特定属性不同的行动者是否更容易产生联系

除纯结构效应外,还需要考虑网络中个体属性对网络结构的影响,在社会网络理论中,这一部分效应被称为“行动者－关系效应”。在个体层面,任意行动者总会携带者各自的属性特征参与到社会网络中,这些属性通过对行动者的参与行为产生影响,进而影响局部网络结构的形成与改变。本文综合国内外虚拟社区用户行为的研究成果,选定人脉、声望和知识贡献三个属性作为行动者－关系属性变量。单从知识获取角度来看,由于知乎社区对受关注用户动态的推送机制,对于特定用户而言,其关注的用户数量反映了能够获得的信息数量,因此本文用关注总数衡量该用户的人脉。反过来看,用户被其他用户关注的程度也能够反映其社区声望。最后,用户的知识贡献程度可根据收到其他用户点赞的次数来评定。在确定三个属性因素后,本文通过建模来验证不同属性的用户是否存在显著的

ChinaXiv合作期刊

发送、接收效应或趋同、趋异效应。

3.2.3 指数随机图模型的设立 综上所述,ERGM 模型是一种以网络结构统计量为自变量,网络概率为因变量的指数模型。对于一个拥有 N 个节点的网络,其节点集合为 V = {1,…,n},其中 $i \in V$ 表示节点 i 属于集合 V,即是该网络中的节点之一。集合 J 表示节点集 V 中所有节点间可能出现的关系,即 $J = \{i,j\}$, $i,j \in V$, 且 $i \neq j$。对于任何一个可观测的网络 $G = (V, E)$,网络中出现的所有关系集 E 均可被视为 J 中的子集。据此,可通过随机变量 y_{ij},来表示集合 J 中的元素 (i,j),如果 $(i,j) \in E$,则 $y_{ij} = 1$,反之则为 0。这种关系变量可以归置为随机邻接矩阵 $Y = [y_{ij}]$ 中,所有随机邻接矩阵构成了网络邻接矩阵的可能集合。综上,用 $Pr(Y = y|\theta)$ 来表示在条件 θ 下网络 y 在可行集 Y 中出现的概率,构成了指数随机图的一般数学表达式:

$$P_r(Y = y|\theta) = \frac{1}{k}\exp[\sum_H \theta_H^T Z_H(y)] \quad (公式1)$$

其中,$k(\theta)$ 是一个分布的标准化常量,用于保证模型具有适当的概率分布,即确保概率函数在所有图上的加总之和为 1。H 表示一切可能影响网络形成因素,$Z_H(y)$ 表示可能影响网络形成一系列统计量。进一步来说,根据已有的研究结果,H 一般包括了反映网络自组织的纯结构统计量、反映节点属性的行动者-关系效应统计量和反映其他外部关系网络影响的外生结构变量,三者分别用 ∂、β、γ 表示。据此,公式 1 可进一步细化为:

$$P_r(Y = y|\theta) = \frac{1}{k}\exp[\theta_\partial^T Z_\partial(y) + \theta_\beta^T Z_\beta(y,x) + \theta_\gamma^T Z_\gamma(y,g)] \quad (公式2)$$

其中,对于 $Z_\theta(y)$、$Z_\beta(y,x)$、$Z_\gamma(y,g)$,如果该统计量的参数估计值能够通过显著性检验,则说明该网络结构对整体网络的形成具有重要的影响。如果参数估计值为正,则说明在控制其他条件的情况下,该结构的出现概率远大于预期,反之同理。

3.3 模型拟合过程

本文使用爬虫程序对原始数据进行采集,使用社会网络分析工具 UCINET 及绘图软件 NetDraw 呈现知乎社区的社会网络。

ERGM 是一个生成模型,目的在于揭示对网络的形成与发展具有显著作用的因素。因此,在确定网络统计量的基础上,需要经过仿真、估计和启发式拟合优度(GOF)等一系列过程实现,使得模型仿真结果不断逼近原网络的各种结构特征。

由于估计过程的简便性,早期的 ERGM 模型估计一般采用极大似然估计(Maximum Pseudo-likelihood Estimation, MPLE),通过将模型转变为 Logit 回归模型形式,然后利用 Logisitic 回归技术进行似然性拟合检验[25]。由于这种估计方法以观察值独立性为假设,无法对马尔可夫模型及其他高级模型进行诠释,因此参数估计是有偏的。本文采取常用的蒙特卡罗估计程序(Markov Chain Monte Carlo, MCMC MLE),模拟出一个给定起点的参数值集合的随机图分布,然后通过比较随机图与真实图的分布,不断地进行模型和参数修正,在经过不断的重复迭代之后,得到相对稳定的参数估计值。

在参数规矩完成后,需要对该模型进行检验,及判断模型中设定的网络结果的组合是否可以较好地代表特定网络的形成过程。本文采用 GOF 过程来进行检验,该过程基于估计得出的 ERGM 结果仿真得出一个随机图分布,然后比较相应的随机图分布的各项结构特征是否能够解释原网络。如果二者一致性较差,则需要重新对模型参数进行设置。ERGM 模型估计可通过计算机程序实现。当前较为成熟的软件主要包括以 R 语言为基础的 statnet 程序包和墨尔本大学开发的 Pnet 软件。本文采用 Pnet 完成参数估计与拟合优度检验。

本文研究的最大挑战在于参数的选择。国内外指数随机图模型多用于真实社区的研究,在虚拟社区研究上缺乏足够的实证作为参照。由于缺乏对于社区网络结构的认知,在建模时无法确定模型中包含哪些参数。对此,本文以伯努利模型(即 P1 模型,仅包括弧变量和属性变量)作为起点,通过检验拟合优度统计量不断添加新的参数,直到得到适用的结果。研究过程如图 2 所示:

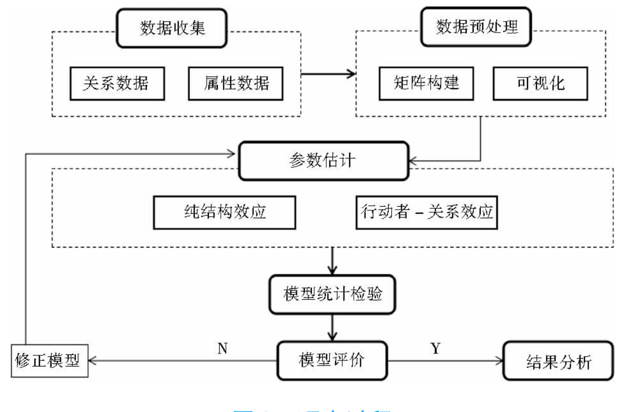


图 2 研究过程

chinaXiv:201803.00388v1

4 实证分析

4.1 网络选择与呈现

通过爬虫软件获得知乎网“疫苗”话题中的 1 765 名关注者作为总体样本(数据抓取时间:2016 年 4 月 1 日),并读取每一名用户的关注列表,得到 337 366 条关注关系。在删除总体样本之外的用户后,初步得到 1 765 名用户间的社会网络,并用邻接矩阵表示。

网络描述性特征初步分析显示,该网络是密度仅为 0.001 4 的稀疏网络,网络最大的节点度和最小节结点度差值达到了 320,标准差则达到了 15.026,说明网络主要围绕着少部分核心节点展开,多数节点之间的联系并不频繁。进一步研究得到了类似的结论,即孤立节点或低度节点所占比重较大,且绝大多数用户近期在社区内的各项活动十分稀少,通常被认为由于话题缺乏退出机制造成的“僵尸用户”。因此,为真实地反映社区的社会网络结构,本文将稀疏的整体网络简化为由活跃用户展开的核心网络。根据李林[28]等提供的简化方法,不断去掉最大连通子图上点度为 1 的节点,再不断去掉点度为 2 的节点,依次使得做小节点度达到某一临界值(临界值计算方法如下:Pc = 1 − 1/(k^2)(k − 1),其中 Pc 是移除结点的临界百分比,k 是平均结点度),即保留入度达到 20 的 81 个节点,组成“疫苗”话题的核心用户网络,如图 3 所示:

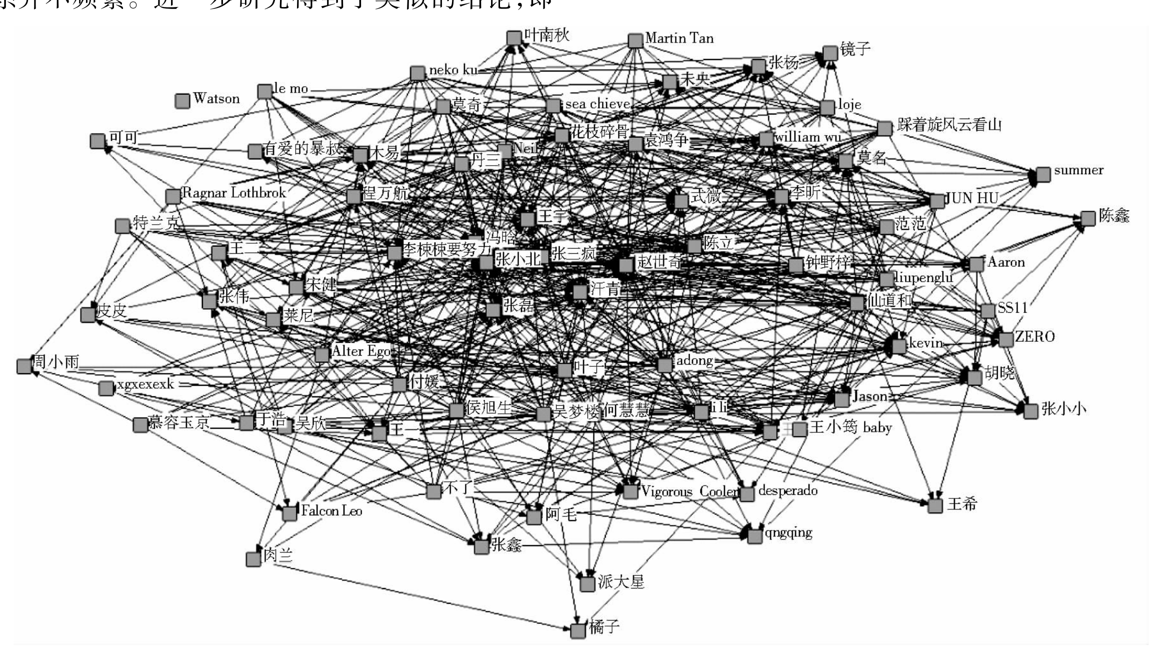


图 3 “疫苗”话题核心关注网络

4.2 ERGM 估计结果与分析

4.2.1 参数估计结果 将观测到网络带入公式 1,进行参数估计,结果如表 3 所示。所有参数均较好地达到了收敛性要求,即 t 统计量小于 0.1。其中若参数估计值的绝对值大于标准误的 2 倍,则认为该参数具有显著性效应,用 * 表示。

4.2.2 纯结构效应结果分析

弧:该模型得到了一个负的弧效应,可以解释为对关系发生的基础倾向。

互惠性:与大多数真实社区的社会网络不同,样本网络的互惠性估计值并不显著,表明用户之间不存在频繁的双向互惠关系,这与观察结果是一致的。相较于一般性的朋友关系,知乎社区中对其他用户的关注是关注者自身的单向选择,无需对方确认。网络中部

表 3 “疫苗”话题用户关注网络模型的参数估计结果

参数		估计值	标准误	收敛统计量
纯结构效应	弧	−9.487302 *	0.69742	−0.00378
	互惠性	0.297926	0.38903	−0.01666
	2－路径	−0.188407 *	0.01489	−0.07356
	聚敛性扩展	1.755924 *	0.19967	−0.00520
	扩张性扩展	2.055473 *	0.22299	−0.01517
	传递性闭合	0.627071 *	0.14164	−0.06576
	广义传递性	0.455829 *	0.20022	−0.03158
行动者－属性效应	发送者[人脉]	0.054966	0.02820	0.02275
	接收者[声望]	0.303808 *	0.03308	−0.01492
	接收者[贡献]	0.194272 *	0.02990	−0.02865
	趋异性[人脉]	−0.011172	0.03127	−0.05007
	趋异性[声望]	−0.030266	0.03581	−0.05545
	趋异性[贡献]	0.110434 *	0.03528	−0.02539

chinaXiv:202308.00388v1

ChinaXiv合作期刊

分观察到的互惠关系通常体现出这些用户间深层次的联系,如真实的人际关系或紧密的信息交流,但对于更大范围内单纯以知识交流为目的的社会网络中,被关注用户并没有明显的回馈式关注动机。进一步地,对于知乎、微博、公众号等采用关注机制的社会化自媒体,网络用户的信息接收群体天然地面向全体互联网使用者,由于缺少屏蔽等限制性机制,信息发布者本身无法控制信息传播的规模。这与以在线交友为核心的社交平台(如微信、QQ 等好友关系需要得到双方确认)存在明显的区别,在舆情管理的策略上也应区别对待。

2 – 路径:该参数得到了负的显著性效应,表明在给定其他效应的前提下,观测网络出现的 2 – 路径构局明显少于期望值。也就是说,在观测样本的网络中,用户间的联系受到中间人的约束和控制程度较小。在互联网环境下,知识传播成本较低,知识的获取渠道更加多元,因而降低了"信息传递着"在网络中的作用。该结论与观测网络的中心性分析结果是吻合的,少部分明星节点同时拥有较高的程度中心性和居间中心性,既充当了社区的意见领袖,又起到了信息桥梁的作用。在真实社会的信息传播网络中,媒体对舆情的走向具有至关重要的地位,但是在网络社会中,信息发布者对信息接收者的作用更加直接,传统媒体的作用逐渐淡化。因此在重大舆情事件中,必须尽早实现对虚拟知识社区重点信息源的识别与引导。这意味着留给相关管理部门的反应时间极短,对人员的舆情处置能力提出了更高的要求。

聚敛性和扩张性:这些效应分别代表入度和出度分布的中心势趋向,估计值均是正向显著。聚敛性效应说明在样本网络中存在显著的核心节点,这些节点代表的明星用户收到其他用户的频繁关注,而自身则很少关注网络中的其他用户。类似地,扩张性效应反应了网络扩张性的中心趋势,部分信息需求者或信息接收者在社会网络中表现地十分活跃。显然,对于舆情管理部门来说,聚敛性和扩张性效应突出地反映了社区中的"意见领袖"的作用,尤其是少部分活跃的专业用户,对专业性话题的公众意见走向发挥着重要作用。一方面,当前传统舆论场内官方媒体的公信力存在不同程度的质疑[29],近年来"专家"的污名化问题也是不可否认的客观存在[30];另一方面,不同于传统意义的公知名人,虚拟知识社区存在大量具有专业背景的普通用户,他们通过积极参与讨论和贡献知识逐步积累自身的知名度,因此也和其他用户保持大量的、紧密的、直接的信息链接。目前这些用户的潜在影响力尚未得到完全发挥,存在进一步的开发空间。

传递性和闭合:广义传递性是显著的,表明网络中观测到更多的传递性。而传递性闭合的显著正效应表明样本网络中分层路径闭合的显著趋势。这些参数表明样本网络倾向于小团体结构进行运作。传递性闭合效应在朋友关系中可表述为行动者 i 倾向于选择朋友 h 的朋友 j 作朋友。在虚拟知识社区中,该效应表明用户选择关注对象的行为会受到已关注用户的影响,即存在一种隐性的"推荐"机制。在知乎平台下,系统推送给用户 i 的信息主要来自于其关注用户 h 的动态,这些动态既包括 h 发布的原创内容,也包含 h 对他人的评论性信息行为。因此当用户 i 接收到用户 h 的信息推送时,实质上完成了 j 向 i 的推荐,促成了 i 对 j 的关注行为。在舆情管理工作中,该效应近一步佐证了本文在 2 – 路径参数中的分析,即随着媒体功能的弱化,应重点提高对信息源的关注程度和及时性。

4.2.3 行动者 – 关系效应分析

发送者效应:发送者效应指具备某种属性特征的行动者是否更倾向于向其他行动者发送联系。知乎网是一个综合性的知识社区,话题设置超过 10 万,用户可根据兴趣或需求参与多个不同的话题网络。模型中人脉属性的发送者效应并不显著,即没有证据表明从其他话题积累的人脉会使用户愿意更多地关注某一特定话题内的其他用户。本文假定信息是沿着用户关注网络的逆向传播的。对于突发舆情事件中信息接收群体的锁定,上述结论说明在虚拟知识社区中,比起积极的信息接收者,更应重视的是意见领袖的直接受众。当舆情在某相关话题内产生时,除信息源本身以外,第一批接收特定消息的受众规模对舆情的传播规模和速度具有重要的作用,他们对信息的行动决定了该信息是否沿社区网络继续传播。因而,在舆情爆发前,对与可能的信息源具有直接联系的个体应保持高度的关注。

接收者效应:接收者效应考查两个属性,用户的社区声望和知识贡献。模型显示两个参数都是显著的,即具有较高声望以及贡献了大量高质量知识的用户更容易获得其他用户的关注。接收者效应有助于识别虚拟知识社区中的核心节点。将上述结论与观察结果相结合,发现两类人群更容易成为虚拟知识社区中的意见领袖,分别对应"声望"和"贡献"两个属性:其一是在社区内采取实名认证的公知名人,尽管不一定与特定话题具有紧密的关联,但其自身具备的社会影响力

chinaXiv:201803.00388v1

在虚拟知识社区中得到了延续，依然能够在舆情传播中起到不可忽视的作用；其二是具有相关专业背景的活跃用户，即各行各业具有较高教育背景的知识精英，这些草根用户虽然不具备天然的影响力，但是社区的主要的知识贡献者。

趋异性：模型分别考察了人脉、声望和贡献三个属性的趋异效应，其中，用户间知识贡献程度呈现出显著的差异性，即在样本网络中，发生联系的用户所获的点赞次数通常是不同的。知乎网中的点赞机制实质上是一种对内容质量的投票评选，是对知识贡献程度的量化反馈，同时也能衡量用户的知识水平和贡献意愿。该效应反映了信息层面下知识从生产者向需求者的单向传递模式。该效应从侧面也说明了虚拟知识社区的用户关系网络主要基于知识传播而建立，社交仅是实现知识传播的基础上衍生出的社会化功能。这与其他形式的虚拟社区尤其是以社交功能为核心的虚拟社区存在本质区别。

5 结论与讨论

本文以知乎网“疫苗”话题为样本，窥视虚拟知识社区用户的社会关系网络特征。从网络自组织和行动者属性两个方面统计了网络结构的主要构局形式，并分析了影响网络结构形成的主要原因，其中 2－路径具有显著的负效应，而聚敛性、扩张性、传递性闭合和一般传递性等是正向显著的。从用户角度来看，用户声望和知识贡献具有接收者效应，后者同时具备显著的趋异性。

研究发现，虚拟知识社区的用户关系是多层次块状分布的，存在知识生产者和知识需求者两个中心，核心用户更倾向于贡献知识，边缘用户则以浏览为主。此外，虚拟知识社区的普通成员更愿意关注“明星”和“知识精英”，前者是真实社会中的公众人物，其知名度在实名制的虚拟社区得到了一定程度的继承。后者则是各专业具有相关知识背景的普通用户，他们通过不断的知识贡献积累话语权，并逐步成为社区的意见领袖。虚拟的互联网环境为公众提供了直接从这些核心用户获取知识的途径，使得核心用户对社区舆论的影响力进一步被放大，社区的推送机制也令核心用户充当起信息传播的桥梁。对于普通用户发布的知识内容，受到的关注(浏览次数)和认可(点赞数)更多地取决于是否得到核心用户的关注与认可，而非内容本身的质量。

准确把握虚拟知识社区的网络结构及其影响因素是提升虚拟社区服务、扩展知识传播、把握网络舆论动态的关键，本文的研究结果具有一定现实意义。但是，在互联网环境下，社区网络不仅是复杂的，也是多元的。本文的研究仅针对知乎网用户关注的网络，在未来的研究中采用更大的样本，并引入讨论关系网、社会支持网等多重网络，有助于深层次地认识虚拟知识社区网络结构。此外，潜变量网络模型、随机块模型等网络统计模型也从不同角度为虚拟知识社区网络形成过程的研究提供了思路。

参考文献：

[1] 陈禹. 信息社会与知识社区[J]. 中国网络教育,2005(8):23－28.

[2] 刘高勇,邓胜利. 社会问答服务的演变与发展研究[J]. 图书馆论坛,2013(1):17－21.

[3] 楚林,王忠义,夏立新. 网络问答社区的知识生态系统研究[J]. 图书情报工作,2016,60(7):47－55.

[4] 刘雨农,刘敏榕. 社会化问答平台的社区网络形态与意见领袖特征——以知乎网为例[J]. 情报资料工作,2017(2):106－112.

[5] 陈晓宇,邓胜利,孙雅梦,等. 网络问答社区用户信息行为研究进展及展望[J]. 图书情报知识,2015(4):71－81.

[6] 邓胜利,周婷. 网络社区用户知识贡献研究进展[J]. 情报资料工作,2013(3):35－39.

[7] ZHAO J, HA S, WIDDOWS R. The influence of social capital on knowledge creation in online health communities[J]. Information technology & management,2016,17(4):311－321.

[8] XU C, YU L. Sense of virtual community and intention of sharing knowledge: mechanisms of virtual community citizenship behavior and self-efficacy[J]. Journal of psychological science,2015,38(4):923－927.

[9] PAN Y, XU Y, WANG X, et al. Integrating social networking support for dyadic knowledge exchange: a study in a virtual community of practice[J]. Information & management,2015,52(1):61－70.

[10] JIN J, LI Y, ZHONG X, et al. Why users contribute knowledge to online communities: an empirical study of an online social Q&A community[J]. Information & management,2015,52(7):840－849.

[11] 刘萍,陈枫琳. 基于社会资本的异构社会网络构建研究[J]. 情报学报,2013,32(8):805－816.

[12] YAN Z, WANG T, CHEN Y et al. Knowledge sharing in online health communities: a social exchange theory perspective[J]. Information & management,2016,53(5):643－653.

[13] ZHANG S, WU J, JIANG X. Model construction of users' continuous knowledge contribution behavior in CQA[J]. Computer integrated manufacturing systems,2015,21(10):2777－2786.

[14] ZHAO L, DETLOR B, CONNELLY C. Sharing knowledge in so-

chinaXiv:202308.00038v1

ChinaXiv合作期刊

cial Q&A sites: the unintended consequences of extrinsic motivation[J]. Journal of management information systems, 2016, 33(1): 70 - 100.
[15] YEN Y, TSENG J, WANG H. The effect of internal social capital on knowledge sharing[J]. Knowledge management research & practice, 2015, 13(2): 214 - 224.
[16] 庄子匀,陈敬良,罗尧成,等. 基于自我差异理论的在线科研社区知识共享模型构建研究[J]. 图书情报工作, 2014, 58(24): 91 - 98.
[17] RUTTEN W, BLAAS F, MARTIN H. The impact of (low) trust on knowledge sharing[J]. Journal of knowledge management, 2016, 20(2): 199 - 214.
[18] DONG T, HUNG C, CHENG N. Enhancing knowledge sharing intention through the satisfactory context of continual service of knowledge management systems[J]. Information technology & people, 2016, 29(4): 807 - 829.
[19] BILGIHAN A, BARREDA A, OKUMUS F, et al. Consumer perception of knowledge-sharing in travel-related online social networks[J]. Tourism management, 2016, 52(2): 287 - 296.
[20] 刘佩,林如鹏. 网络问答社区"知乎"的知识分享与传播行为研究[J]. 图书情报知识, 2015(6): 109 - 119.
[21] 知乎完成 1 亿美元 D 轮融资, 2017 年要让知识变成真正的市场[EB/OL]. [2017 - 01 - 14] http://www.sohu.com/a/124339501_165453.
[22] 陈卫,刘金菊. 社会研究方法概论[M]. 北京:清华大学出版社, 2015.
[23] 鲁歇尔,科斯基宁,罗宾斯. 社会网络指数随机图模型——理论、方法与应用[M]. 杜海峰,任义科,杜巍,等译. 北京:社会科学文献出版社, 2016.
[24] 基于网络的建模与统计推断 - ERGMs 及其扩展[EB/OL]. [2016 - 08 - 30]. https://sanwen8.cn/p/218Tolh.html.
[25] 吴钢. 人文关系网络对国际贸易网络的影响机制及效应研究[D]. 长沙:湖南大学, 2014.
[26] 任义科,李树茁,杜海峰,等. 农民工的社会网络结构分析[J]. 西安交通大学学报(社会科学版), 2008, 28(5): 44 - 51.
[27] 许和连,孙天阳,成丽红,等. "一带一路"高端制造业贸易格局及影响因素研究——基于复杂网络的指数随机图分析[J]. 财贸经济, 2015 (12): 74 - 88.
[28] 李林,孙军华. 基于社会网络冲突信息传播的群体特征[J]. 系统工程理论与实践, 2014(1): 207 - 214.
[29] MAKSIM T, ALEXANDER K. 社会网络分析方法与实践[M]. 王薇,王成军,王颖,等译. 北京:机械工业出版社, 2013.
[30] 陈阳. 媒介框架下突发事件中的微博公信力现状及对策研究[D]. 合肥:安徽大学, 2014.

作者贡献说明:
刘雨农:提出研究选题,采集与处理数据,起草论文;
刘敏榕:修订论文,终审论文。

The Social Network Structure and Influencing Factors of the Virtual Knowledge Community - Taking Zhihu.com as an Example

Liu Yunong Liu Minrong
Library of Fuzhou Universty, Fuzhou 350100

Abstract: [**Purpose/significance**] This paper discussed the social network structure and influencing factors of the virtual knowledge community. [**Method/process**] Taking the topic of "vaccine" in Zhihu.com as an example, the author established a network of the interpersonal relationship, and used the exponential random graph model to discuss the main structure and the influencing factors from two aspects: the network self-organization and the actor-relationship effect. [**Result/conclusion**] It is found that the effects including Alt-in-star, Alt-out-star, AT-T, AT-TDU and 2-path are significant. The divergent effects of users' knowledge contribution is significant, so is the receiver effect of users' reputation and contribution.

Keywords: virtual knowledge community social network structure exponential random graph model ERGM

chinaXiv:202303.00388v1